

# 控制与决策

Control and Decision

社会网络环境下基于负面行为管理与改进的最小成本共识模型的大群体决策方法

卢艳玲, 许叶军, 李梦琪

引用本文:

卢艳玲,许叶军,李梦琪. 社会网络环境下基于负面行为管理与改进的最小成本共识模型的大群体决策方法[J]. 控制与决策, 2024, 39(1): 327-335.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.0636>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 基于云模型和多层权重求解的多粒度语言大群体决策方法

Multi-granularity linguistic large group decision-making based on cloud model and multi-layer weight determination  
控制与决策. 2021, 36(9): 2257-2266 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0102>

#### 考虑社会网络邻接关系的群体判断矩阵决策方法

Group preference relations decision making approach based on social network adjacency relations  
控制与决策. 2021, 36(4): 983-992 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0817>

#### 考虑社会网络邻接关系的群体判断矩阵决策方法

Group preference relations decision making approach based on social network adjacency relations  
控制与决策. 2021, 36(4): 983-992 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0817>

#### 大群体应急决策中考虑属性关联的偏好信息融合方法

Preference information fusion method of large groups emergency decision-making based on attributes association  
控制与决策. 2021, 36(10): 2537-2546 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0117>

#### 考虑时间序列的动态大群体应急决策方法

Dynamic large group emergency decision-making method considering time series  
控制与决策. 2020, 35(11): 2609-2618 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0088>

# 社会网络环境下基于负面行为管理与改进的最小成本 共识模型的大群体决策方法

卢艳玲<sup>1</sup>, 许叶军<sup>2†</sup>, 李梦琪<sup>1</sup>

(1. 河海大学 商学院, 南京 211100; 2. 天津大学 管理与经济学部, 天津 300072)

**摘要:** 提出基于社会网络分析的专家负面行为识别与管理, 以及基于改进的最小成本共识模型的大群体决策方法. 首先, 定义专家正面社会形象、负面社会形象以及观点指标等概念, 根据专家负面行为表现方式提出负面社会形象管理、负面评估偏好管理以及双重负面行为管理 3 种策略; 其次, 计算专家的观点相似度、正面社会形象相似度、负面社会形象相似度, 基于  $K$  均值聚类方法对大群体专家聚类; 然后, 考虑社会形象对共识达成的影响作用, 提出基于社会形象的改进最小成本共识模型, 以达成群体共识并获得最终方案排序; 最后, 通过一个众筹平台选择算例分析说明所提出方法的有效性和可行性.

**关键词:** 社会网络分析; 负面行为; 社会形象; 最小成本共识模型; 大群体决策

中图分类号: C394 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.0636

**引用格式:** 卢艳玲, 许叶军, 李梦琪. 社会网络环境下基于负面行为管理与改进的最小成本共识模型的大群体决策方法[J]. 控制与决策, 2024, 39(1): 327-335.

## Large-scale group decision-making method based on negative behavior management and improved minimum cost consensus model in social network environment

LU Yan-ling<sup>1</sup>, XU Ye-jun<sup>2†</sup>, LI Meng-qi<sup>1</sup>

(1. Business School, Hohai University, Nanjing 211100, China; 2. College of Management and Economics, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

**Abstract:** This paper proposes expert negative behavior identification and management based on social network analysis, and constructs an improved minimum cost consensus model in the large-scale group decision-making method. First, the concepts of experts' positive social image, negative social image and opinion indicator are defined, and three management strategies including negative social image, negative evaluation preference and double negative behavior to manage experts' negative behavior are proposed. Secondly, the similarity of opinions, the similarity of positive social image, and the similarity of negative social image of experts are calculated, and large-scale experts are clustered based on the  $K$ -means clustering method. Then, considering the influence of social image on consensus, an improved minimum-cost consensus model based on social image is proposed to reach group consensus and obtain the final plan ranking. Finally, a crowdfunding platform selection is presented to show the effectiveness and feasibility of the proposed method.

**Keywords:** social network analysis; negative behavior; social image; minimum cost consensus model; large-scale decision

## 0 引言

随着社会媒体、电子民主等信息技术的发展, 群体决策涉及到的专家数量逐渐增多, 随之大群体决策问题应运而生. 大群体决策是由 20 个以上专家组成,

通过协同合作来取消观点冲突以达成群体共识, 最终选择最优方案的过程<sup>[1]</sup>. 在大群体决策中, 专家并不是孤立的个体, 他们往往相互认识且具有一定社会关系. 基于此, 国内外学者针对社会网络环境下的大群

收稿日期: 2022-04-18; 录用日期: 2022-08-09.

基金项目: 国家自然科学基金项目(72271179, 71871085).

责任编委: 李登峰.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: xuyejohn@163.com.

\*本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

体决策问题展开了探讨,如专家之间的社会关系对缺失值评估<sup>[1]</sup>、非合作行为管理<sup>[2]</sup>以及专家权重确定<sup>[3]</sup>的促进作用.因此,在大群体决策中考虑专家之间的社会关系是非常必要的.

近年来,基于社会网络分析的专家行为研究引起了许多学者的关注,如大群体决策中的非合作行为<sup>[4]</sup>和不信任行为<sup>[1]</sup>.但是,在实际的大群体决策中,专家可能表现出负面的社会影响力,也有可能故意表达错误偏好,这些均是专家的负面行为.专家负面行为的出现主要有以下两个原因:一方面,大群体专家来自不同的专业领域,他们通常拥有丰富的决策经验,有时为了维护个人利益会故意表现出负面行为以阻止群体决策实现;另一方面,由于大群体决策参与人数众多且专家之间具有复杂的社会关系,决策小组管理者很难完全掌握每个专家的相关背景,这也为专家负面行为的出现提供了可能.决策专家负面行为的存在会严重降低大群体决策的有效性和可行性.因此,在社会网络环境下,如何识别专家的负面行为并提出有效的负面行为管理机制是一项挑战.

为了提高决策效率,许多专家聚类方法被应用于大群体决策中并得到了广泛研究.近年来,随着社交软件的快速发展,运用专家社会关系进行聚类的方法也得到了广泛关注<sup>[4-5]</sup>.但是,大部分研究忽视了专家的社会形象,本文认为应当结合专家的社会形象以及他们的观点相似度进行聚类.由于社会网络大群体决策中专家社会形象的存在,仅考虑单一的观点相似度或关系相似度是不合理的.本文基于 $K$ 均值聚类方法,使用专家间观点和社会形象相似度进行聚类,并将其拓展至犹豫模糊偏好环境下,基于社会网络分析改进观点相似度和社会形象相似度的计算.此外,与模糊偏好关系相比,犹豫模糊偏好关系可以更好地反映评价指标的不确定性和人类思维的模糊性,本文采用犹豫模糊偏好关系进行专家偏好表达.

社会网络大群体决策中专家数量众多、意见较分散,群体冲突普遍存在.因此,群体共识达成过程至关重要.目前,国内外学者对于共识的研究大体分为以下几个方面:动态共识过程<sup>[6]</sup>、社会网络共识问题<sup>[7]</sup>、基于个体一致性的共识问题<sup>[8]</sup>、最小成本共识模型<sup>[9]</sup>等.文献[10]提出了共识成本的概念,并设计了一个最小成本算法来实现群体共识.基于优化理论,文献[9]构建了最小成本共识的具体数学模型,并将集结函数引入其中.近年来,许多学者系统地梳理了最小共识成本的起源和研究进展,并探讨了其未来的研究方向<sup>[11-13]</sup>.纵观以上针对最小成本共识模型

的研究,大多是基于优化共识规则对其进行探讨,鲜有研究分析专家间的社会形象对最小成本共识模型的影响.如何有效利用专家的社会形象辅助大群体决策共识达成,这是一个亟待解决的问题.

鉴于以上问题,本文基于社会网络分析,提出一种管理专家负面行为以及改进的最小成本共识模型.首先,定义专家的正面社会形象、负面社会形象以及观点指标等概念,对专家的负面行为进行量化分析,根据专家负面行为表现方式,提出3种负面行为管理策略;其次,对决策专家进行偏好相似度和社会形象相似度测量,基于 $K$ 均值聚类方法对大群体专家进行聚类;最后,考虑专家的社会形象调节作用,提出改进的最小成本共识模型,并根据方案的总得分获得最终方案选择.

## 1 问题描述及预备知识

### 1.1 问题描述

设大群体专家集合为 $D = \{d_s | s = 1, 2, \dots, m\}$ ,专家的权重集合为 $\omega = \{\omega_s | s = 1, 2, \dots, m\}$ 且 $\sum_{s=1}^m \omega_s = 1$ ,备选方案集合为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} (n \geq 2)$ .专家间的社会评价矩阵为 $TD = [td_{st}]_{m \times m}$ , $td_{st}$ 表示专家 $d_s$ 对 $d_t$ 的社会评价.专家个人偏好矩阵为 $H_s = (h_{ij,s})_{n \times n}$ , $h_{ij,s}$ 用犹豫模糊偏好关系表示.

本文要解决的问题是:首先,针对大群体决策中的专家负面行为,提出基于社会网络分析的专家负面行为识别与管理机制;其次,利用 $K$ 均值聚类方法将大群体专家划分为若干子集,降低决策复杂性;最后,设计一个考虑社会形象调节作用的改进最小成本共识模型以实现群体共识,进而从备选方案中选择出最优决策方案.

### 1.2 犹豫模糊偏好关系

**定义1**<sup>[14]</sup> 给定一个 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} (n \geq 2)$ 的选项集合,定义在 $X$ 上的模糊偏好关系可以用矩阵 $H = (h_{ij})_{n \times n} \in X \times X$ 来表示,其中 $h_{ij} = \{h_{ij}^l | l = 1, \dots, \#h_{ij}\} (\#h_{ij}$ 为在 $h_{ij}$ 中的元素个数)是一个犹豫模糊元素,表示选项 $x_i$ 对 $x_j$ 的偏好程度,且满足以下条件:

$$h_{ij}^l + h_{ji}^l = 1, h_{ii} = 0.5, \#h_{ij} = \#h_{ji}, \quad (1)$$

$h_{ij}^l$ 表示在 $h_{ij}$ 中的第 $l$ 个值.

通常,在不同的犹豫模糊元素 $h_{ij}$ 中元素的个数不同.为了运算方便,本文假定专家提供的是标准化的犹豫模糊偏好关系,即在不同的犹豫模糊偏好关系中,犹豫模糊元素的个数是相同的.

犹豫模糊偏好关系的一致性确保决策可靠性和有效性的重要指标,并且,一致性度量可以检查决策者表达的犹豫模糊偏好关系是否自相矛盾.因此,文献[14]定义了犹豫模糊偏好关系的一致性指标.

**定义2**<sup>[14]</sup> 记  $H = (h_{ij})_{n \times n}$  是一个犹豫模糊偏好关系矩阵,  $\widehat{H} = (\widehat{h}_{ij})_{n \times n}$  是矩阵  $H$  的完全加型一致性犹豫模糊偏好关系矩阵, 矩阵  $H$  的一致性指标定义为

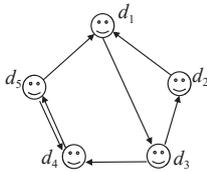
$$CI(H) = 1 - \frac{1}{n(n-1)\#h_{ij}} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n \sum_{l=1}^{\#h_{ij}} |h_{ij}^l - \widehat{h}_{ij}^l|. \quad (2)$$

显然,  $0 \leq CI(H) \leq 1$ . 对于给定的阈值  $\alpha$ , 如果  $CI(H) \geq \alpha$ , 则该犹豫模糊偏好关系的一致性是可接受的; 如果  $CI(H) < \alpha$ , 则该犹豫模糊偏好关系没有达到可接受的一致性, 所以需对其进行修正. 对此, 文献[15]提出了一种一致性改进算法来修正犹豫模糊偏好关系, 直到其一致性指标满足设定的阈值. 因一致性问题不是本文讨论的主要问题, 故本文假定专家提供的犹豫模糊偏好关系的一致性指标都是可接受的.

### 1.3 社会网络分析

社会网络分析是探索成员与群体关系的有效工具, 目前已广泛应用于群体决策中. 社会网络分析通常用3种形式表示, 即社会化矩阵、网络关系图及代数式, 如表1所示.

表1 社会网络分析的3种表示形式

社会化矩阵	网络图	代数式表示
$G = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$		$\begin{aligned} & d_1 R d_3 \\ & d_2 R d_1 \\ & d_3 R d_2, d_3 R d_4 \\ & d_1 R d_5 \\ & d_5 R d_1, d_5 R d_4 \end{aligned}$

**社会关系矩阵:** 社会关系矩阵是表示专家之间关系的一个矩阵. 在该矩阵中,  $g_{st} = 1$  表示专家  $d_s$  直接信任  $d_t$ . 如果专家  $d_s$  与  $d_t$  没有直接信任关系, 则  $g_{st} = 0$ .

**网络图:** 社会网络也可以用一个图表示, 图中的点由直线相互连接. 在网络图中,  $d_s \rightarrow d_t$  表示专家  $d_s$  直接信任  $d_t$ .

**代数式表示:** 这种表示法可以表示决策者之间的信任关系, 也可以表示他们之间的关系组合.  $R$  表示专家  $d_s$  与  $d_t$  之间存在直接信任关系,  $d_s R d_t$  意味着专家  $d_s$  直接信任专家  $d_t$ .

上述社会关系矩阵仅表示了专家之间的信任关系, 没有量化一个专家对另一个专家的社会评价. 因此, 文献[16]提出了信任函数来量化他们之间的社会评价.

**定义3**<sup>[16]</sup> 信任函数定义为二元组的形式, 其量化表达式如下:

$$td_{st} = (tr_{st}, di_{st}). \quad (3)$$

其中:  $tr_{st} \in [0, 1]$ ,  $di_{st} \in [0, 1]$ .  $tr_{st}$  表示专家  $d_s$  对  $d_t$  的信任程度,  $di_{st}$  表示专家  $d_s$  对  $d_t$  的不信任程度.

**定义4**<sup>[2]</sup> 记  $ID_s$  和  $OD_s$  分别为专家  $d_s$  的标准化点入度和标准化点出度, 则有

$$ID_s = \frac{IN_s}{L}, \quad (4)$$

$$OD_s = \frac{OUT_s}{L}. \quad (5)$$

其中:  $IN_s$  表示在有向社会网络图中, 箭头指向专家  $d_s$  的个数;  $OUT_s$  表示由专家  $d_s$  发出的箭头个数;  $L$  为在社会网络中的总边数.

## 2 决策专家负面行为分析与管理

### 2.1 负面行为分析

#### 2.1.1 负面社会形象分析

对于负面社会形象的分析, 社会网络分析方法提供了一种新的解决思路. 专家之间的社交关系反映了专家的信任与不信任水平, 结合专家的标准化点入度和标准化点出度, 可以帮助分析负面行为.

**定义5** 在一个有向社会网络中, 专家  $d_s$  的可靠度  $RD_s$  表示被其他专家信任的平均程度, 其定义为

$$RD_s = \frac{1}{m-1} \sum_{t=1, t \neq s}^m tr_{ts}. \quad (6)$$

**定义6** 在一个有向社会网络中, 专家  $d_s$  的不信任度  $DD_s$  表示被其他专家不信任的平均程度, 其定义为

$$DD_s = \frac{1}{m-1} \sum_{t=1, t \neq s}^m di_{ts}. \quad (7)$$

**定义7** 记  $ID_s$  为专家  $d_s$  的标准化点入度,  $RD_s$  为  $d_s$  的可靠度, 则专家  $d_s$  的正面社会形象  $PSI_s$  定义为

$$PSI_s = \beta \times ID_s + (1 - \beta) \times RD_s. \quad (8)$$

专家  $d_s$  的正面社会形象由其在社会网络中的标准化点入度和可靠度共同确定, 它反映了专家  $d_s$  的社会形象被其他专家的认可程度.  $\beta$  为权衡标准化点入度和可靠度两者重要程度的参数, 本文取  $\beta = 0.5$ .

**定义8** 记  $OD_s$  为专家  $d_s$  的标准化点出度,  $DD_s$  为  $d_s$  的不信任度, 则专家  $d_s$  的负面社会形象  $NSI_s$  定

义为

$$NSI_s = \beta \times OD_s + (1 - \beta) \times DD_s. \quad (9)$$

专家  $d_s$  的负面社会形象由其在社会网络中的标准化点出度和不信任度共同确定,它反映了专家  $d_s$  的社会形象被其他专家的否定程度. 定义8依旧使用参数  $\beta$  衡量标准化点出度和不信任度,以排除参数变化对正面社会形象和负面社会形象值的干扰.

通过对比正面社会形象  $PSI_s$  和负面社会形象  $NSI_s$  值,可以确定专家  $d_s$  的社会形象.

1) 如果  $PSI_s > NSI_s$ , 则专家  $d_s$  有正面社会形象;

2) 如果  $PSI_s < NSI_s$ , 则专家  $d_s$  有负面社会形象, 其对社会网络大群体决策过程中表现出负面行为, 因此需要对其偏好进行管理.

**注1** 对于决策专家而言, 正面社会形象和负面社会形象同时存在, 社会网络分析方法可以确定专家的哪一种社会形象更为明显. 如果专家的正面社会形象和负面社会形象的值相同, 则设定0.5为判断标准. 当两个值同时大于等于0.5时, 专家具有正面社会形象; 反之, 专家具有负面社会形象. 但由于这种情况出现的概率极小, 本文主要讨论专家的两个社会形象值不相同的情况.

### 2.1.2 负面评估偏好分析

为了有效地分析专家的负面行为, 在对专家进行负面形象分析后, 需要进一步确定专家是否表现出负面评估偏好. 具有负面评估偏好的专家提供的犹豫模糊偏好关系一致性低且与群体偏好差异大, 所以结合专家评估矩阵的一致性指标和专家的共识水平定义专家观点指标.

**定义9** 记  $H_s = (h_{ij,s})_{n \times n}$  ( $s = 1, 2, \dots, m$ ) 是由  $m$  个决策专家给出的犹豫模糊偏好矩阵,  $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m)^T$  是专家的权重向量,  $\omega_s = 1/m$ ,  $\omega_s \geq 0$  且  $\sum_{s=1}^m \omega_s = 1$ , 总体的犹豫模糊偏好关系  $H^c = (h_{ij}^c)_{n \times n}$  定义为

$$h_{ij}^{l,c} = \sum_{s=1}^m \omega_s h_{ij,s}^l. \quad (10)$$

**定义10** 记  $H_s = (h_{ij,s})_{n \times n}$  和  $H^c = (h_{ij}^c)_{n \times n}$  分别为专家  $d_s$  和总体的犹豫模糊偏好关系, 则专家  $d_s$  的共识水平  $CL_s$  定义为

$$CL_s = 1 - \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \left( \frac{1}{\#h_{ij}} \sum_{l=1}^{\#h_{ij}} |h_{ij,s}^l - h_{ij}^{l,c}| \right). \quad (11)$$

**定义11** 记  $CI_s$  为专家  $d_s$  所提供的犹豫模糊偏好关系的一致性指标,  $CL_s$  是专家  $d_s$  的共识水平, 则专家观点指标  $PI_s$  定义为

$$PI_s = \chi \times CI_s + (1 - \chi) \times CL_s, \quad (12)$$

其中  $\chi$  为控制一致性指标和共识水平重要程度的参数, 本文取  $\chi = 0.5$ , 说明一致性指标和共识水平两者同等重要.

本文设定阈值  $\delta$  来判断专家是否有负面评估偏好, 其判别条件如下:

1) 若  $PI_s \geq \delta$ , 则专家  $d_s$  没有负面评估偏好;

2) 若  $PI_s < \delta$ , 则表明专家  $d_s$  的评估偏好具有负面性, 需要对其偏好进行修正.

基于社会网络分析, 可以判断专家在决策中是否表现出负面社会形象. 而犹豫模糊偏好关系的一致性指标和共识指标为判断专家是否表现出负面评估偏好提供了新的解决思路. 如果专家表现出负面社会形象或负面评估偏好, 则说明其具有负面行为. 负面行为的存在, 表明有些专家对决策过程表现出抵制心理. 这种情况将导致决策质量严重下降, 并且决策结果的科学性和合理性也难以保证. 因此, 需要对专家的负面行为提出有效的管理策略, 从而确保社会网络大群体决策顺利进行.

### 2.2 负面行为管理

在负面行为管理过程中, 本文基于负面行为的表现方式, 将负面行为管理分为负面社会形象管理、负面评估观点管理以及双重负面行为管理3种类型.

#### 2.2.1 负面社会形象管理

具有负面社会形象的专家, 其负面社会形象值大于正面社会形象值. 因此, 应通过对比该专家的正面社会形象和负面社会形象值确定偏好修正系数. 负面社会形象与正面社会形象的值差别越大, 专家被信任的水平越低, 应赋予该专家越大的偏好修正程度. 依据决策专家的负面社会形象管理, 得到专家的偏好修正系数为

$$p_s = \frac{NSI_s - PSI_s}{NSI_s + PSI_s}. \quad (13)$$

于是, 新的专家偏好可通过下式获得:

$$\tilde{h}_{ij,s}^l = (1 - p_s) \times h_{ij,s}^l. \quad (14)$$

可以发现, 当专家的负面社会形象与正面社会形象的值相差较大时, 通过式(13)计算得到的专家偏好修正系数会较大, 调节之后的专家偏好与原来的偏好差别也较大. 所以针对负面社会形象严重的专家, 其偏好得到了较大程度的修正.

### 2.2.2 负面评估偏好管理

针对有负面评估偏好的专家,其观点指标值低于设定的阈值. 其观点指标值越低,专家的负面评估信息就越多,故应该对其偏好进行较大程度地修改. 本文通过对比专家观点指标值与设定阈值确定专家的偏好修正系数,有

$$\bar{p}_s = \frac{\delta - PI_s}{\delta}. \quad (15)$$

依据决策专家的负面评估偏好管理,得到专家的偏好修正系数,则新的专家偏好为

$$\tilde{h}_{ij,s}^l = (1 - \bar{p}_s) \times h_{ij,s}^l. \quad (16)$$

当专家观点指标值远低于设定的阈值时,通过式(15)计算得到较大的专家偏好修正系数,这意味着将较少地保留专家原有偏好,以改善原有偏好的负面评估信息.

### 2.2.3 双重负面行为管理

双重负面行为意味着专家同时表现出负面社会形象和负面评估偏好. 管理专家的双重负面行为将消耗更多的资金和时间成本,故直接拒绝其参与社会网络大群体决策,以确保决策结果的最终可靠性.

对于调整后的犹豫模糊偏好矩阵,需要对其进行一致性分析,这样才能做出合理有效的决策,本文借助文献[15]中的方法对犹豫模糊偏好矩阵进行一致性调整,具体方法和过程省略. 同时,为了简化本文的数学符号,将调整后并且进行一致性修正的犹豫模糊偏好关系矩阵仍然记为  $H_s = (h_{ij,s})_{n \times n}$ ,  $s = 1, 2, \dots, m$ .

## 3 基于K均值聚类方法的大群体专家聚类分析

在社会网络大群体决策中,聚类分析旨在将专家划分为若干子集,从而提高决策效率. 传统的聚类方法有模糊聚类方法<sup>[17]</sup>、Louvain方法<sup>[2]</sup>和K均值聚类方法<sup>[18]</sup>等. 使用模糊聚类方法,一个专家可能同时归属于多个子集,这使得聚类结果无意义. 而Louvain方法仅仅依据专家的社会网络关系进行聚类,忽略了专家的主观偏好信息. 相比之下,K均值聚类方法能够克服这两个缺陷,使得聚类结果更加合理,因为该方法基于专家的偏好相似性进行聚类,而且每个专家只属于一个子集. 此外,K均值聚类方法具有更高的鲁棒性,在处理大群体决策问题中具有较高的效率<sup>[19]</sup>. 基于这些优点,本文采用K均值聚类方法进行大群体专家聚类.

专家的社会形象作为影响社会网络大群体决策的重要因素,反映了专家在社会网络中被信任和不信

任的情况. 如果专家  $d_s$  与  $d_t$  之间的观点相似性较高,但他们之间的社会形象差别较大,则他们被划分到同一子集的可能性较低;相反,如果他们具有较高的观点相似性和社会形象相似性,则他们很有可能被划到同一子集. 因此,本文提出一种基于专家社会形象相似度和观点相似度的K均值聚类方法.

根据正面社会形象值  $PSI_s$ 、 $PSI_t$ ,专家  $d_s$  与  $d_t$  的正面社会形象相似度  $SDP_{st}$  计算如下:

$$SDP_{st} = 1 - |PSI_s - PSI_t|. \quad (17)$$

根据负面社会形象值  $NSI_s$ 、 $NSI_t$ ,专家  $d_s$  与  $d_t$  的负面社会形象相似度  $SDN_{st}$  计算如下:

$$SDN_{st} = 1 - |NSI_s - NSI_t|. \quad (18)$$

根据观点指标值  $PI_s$ 、 $PI_t$ ,专家  $d_s$  与  $d_t$  的观点指标相似度  $SDPI_{st}$  计算如下:

$$SDPI_{st} = 1 - |PI_s - PI_t|. \quad (19)$$

本文基于K均值聚类方法,考虑专家之间的社会形象和观点相似度进行大群体专家聚类. 将专家  $d_s$  与  $d_t$  之间的正面社会形象、负面社会形象和观点指标相似度进行融合,得到专家  $d_s$  与  $d_t$  的综合相似度为

$$SDC_{st} = \frac{SDP_{st} + SDN_{st} + SDPI_{st}}{3}. \quad (20)$$

本文采用文献[18]中聚类方法,基于K均值聚类方法得到子集  $sg^1, \dots, sg^u, \dots, sg^\phi$ ,  $u = 1, 2, \dots, \phi$ ,  $\phi$  为子集个数,在子集  $sg^u$  中的决策者记为  $d_s^u$  ( $s = 1, 2, \dots, |sg^u|$ ).

为了方便测量子集的权重,本文假定子集中包含的专家数量越多,子集的权重越大. 因此,子集  $sg^u$  的权重计算为

$$\omega^u = \frac{|sg^u|}{\sum_{u=1}^{\phi} |sg^u|}, \quad u = 1, 2, \dots, \phi. \quad (21)$$

然后,使用加权平均算子计算子集  $sg^u$  的犹豫模糊偏好关系  $H^u = (h_{ij}^u)_{n \times n}$  和总体的犹豫模糊偏好关系  $H^c = (h_{ij}^c)_{n \times n}$ , 即

$$h_{ij}^{l,u} = \sum_{s=1}^{|sg^u|} \omega_s^u h_{ij,s}^{l,u}. \quad (22)$$

其中:  $\omega_s^u$  表示子集  $sg^u$  中专家  $d_s^u$  的权重,满足  $\omega_s^u = \frac{1}{|sg^u|}$  且  $\sum_{s=1}^{|sg^u|} \omega_s^u = 1$ ;

$$h_{ij}^{l,c} = \sum_{u=1}^{\phi} \omega^u h_{ij}^{l,u}. \quad (23)$$

在总体的犹豫模糊偏好关系  $H^c = (h_{ij}^c)_{n \times n}$  中,

某个元素  $h_{ij}^c$  表示为  $h_{ij}^c = \{h_{ij}^{l,c} | l = 1, \dots, \#h_{ij}^c\}$ .

## 4 考虑社会形象调节作用的改进最小成本共识模型

### 4.1 大群体专家共识测量

通过计算每个子集的犹豫模糊偏好关系与群体的犹豫模糊偏好关系之间的距离,衡量子集的共识水平. 子集  $sg^u$  的共识水平计算如下:

$$CLS^u = 1 - \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \left( \frac{1}{\#h_{ij}} \sum_{l=1}^{\#h_{ij}} |h_{ij}^{l,u} - h_{ij}^{l,c}| \right). \quad (24)$$

在社会网络大群体决策中,完全一致的专家共识结果难以得到. 故设定共识阈值  $\rho$ , 如果每个子集的共识水平均大于  $\rho$ , 则共识达成, 大群体决策进入选择过程; 否则, 对不满足共识阈值的子集进行反馈调节, 直到其共识度满足要求. 为了标记子集是否达成共识, 本文将已经达成共识的子集记为  $sg^{\bar{u}}$  ( $\bar{u} = 1, 2, \dots, \bar{\phi}$ ), 未达成共识的子集记为  $sg^{\tilde{u}}$  ( $\tilde{u} = 1, 2, \dots, \tilde{\phi}$ ), 满足  $\{sg^1, \dots, sg^{\bar{u}}, \dots, sg^{\bar{\phi}}\} \cup \{sg^1, \dots, sg^{\tilde{u}}, \dots, sg^{\tilde{\phi}}\} = \{sg^1, \dots, sg^u, \dots, sg^{\phi}\}$ .

### 4.2 大群体专家共识调节

在共识反馈过程中, 专家之间的社会形象作为一种有效的工具可以协调共识达成过程. 对于有正面社会形象的子集, 其正面社会形象作为一种群体认可和外在激励, 促使其更愿意参与大群体决策; 而对于有负面社会形象的子集, 其负面社会形象表明群体对其不信任, 这会降低子集参与决策的积极性. 鉴于此, 本文提出一个基于社会形象调节作用的改进最小成本共识模型.

**定义 12** 记  $H^u = (h_{ij}^u)_{n \times n}$  为子集  $sg^u$  的犹豫模糊偏好关系,  $co^u$  为改变子集  $sg^u$  的偏好需要的单位调节成本,  $\bar{H}^u = (\bar{h}_{ij}^u)_{n \times n}$  为经共识调节后子集  $sg^u$  的犹豫模糊偏好关系, 则子集  $sg^u$  达成共识需要的总成本  $cost^u$  定义为

$$cost^u = co^u \times \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n \left( \sum_{l=1}^{\#h_{ij}} |h_{ij}^{l,u} - \bar{h}_{ij}^{l,u}| \right). \quad (25)$$

在共识反馈过程中, 用下式表示子集  $sg^u$  的偏好改变:

$$\bar{h}_{ij}^{l,u} = \lambda^u \times \bar{h}_{ij}^{l,c} + (1 - \lambda^u) \times h_{ij}^{l,u}. \quad (26)$$

其中:  $\lambda^u$  表示子集  $sg^u$  的偏好调节系数,  $\bar{h}_{ij}^{l,c}$  表示已经达成共识的子集的总体偏好.

最小成本共识模型能够协调子集修改偏好, 减少

与群体的差异, 从而使其共识度满足设定的阈值. 因此, 以最小化所有子集的总共识成本为目标函数, 使每个子集的共识度满足要求为约束条件, 建立如下最小成本共识模型:

$$\min \sum_{u=1}^{\phi} co^u \times \sum_{i=1}^n \sum_{j=i, j \neq i}^n \left( \sum_{l=1}^{\#h_{ij}} |h_{ij}^{l,u} - \bar{h}_{ij}^{l,u}| \right).$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \bar{h}_{ij}^{l,c} = \sum_{\bar{u}=1}^{\bar{\phi}} \varpi^{\bar{u}} h_{ij}^{l,\bar{u}}; \\ \bar{h}_{ij}^{l,u} = \lambda^u \times \bar{h}_{ij}^{l,c} + (1 - \lambda^u) \times h_{ij}^{l,u}, \\ u = 1, \dots, \phi; \\ CLS^u \geq \rho, u = 1, \dots, \phi. \end{cases} \quad (27)$$

其中  $h_{ij}^{l,\bar{u}}$  为已经达成共识的子集的犹豫模糊偏好关系. 将模型(27)的最优解记为  $(\lambda^{1,*}, \dots, \lambda^{\phi,*})$ .

本文认为正面社会形象的子集有着更高的积极性参与决策, 而负面社会形象的子集更倾向于保持其原有观点. 考虑子集的社会形象, 式(26)被修改为

$$\bar{h}_{ij}^{l,u} = \bar{\lambda}^u \times \bar{h}_{ij}^{l,c} + (1 - \bar{\lambda}^u) \times h_{ij}^{l,u}. \quad (28)$$

其中  $\bar{\lambda}^u$  是考虑子集社会形象后确定的新偏好调节系数, 满足以下性质:

1) 对于具有正面社会形象的子集, 因其更愿意改变偏好来达成群体共识, 故  $\bar{\lambda}^u > \lambda^u$ . 因此, 新的偏好调节系数被修改为

$$\bar{\lambda}^u = (1 + (PSI^u - \xi_1)) \times \lambda^u, \quad (29)$$

其中  $\xi_1$  为正面社会形象对共识促进作用的阈值.

2) 对于具有负面社会形象的子集, 因其更愿意保留原有偏好, 阻碍群体共识达成, 故  $\bar{\lambda}^u < \lambda^u$ . 因此, 新的偏好调节系数被修改为

$$\bar{\lambda}^u = (1 - (NSI^u - \xi_2)) \times \lambda^u, \quad (30)$$

$\xi_2$  为负面社会形象对共识抑制作用的阈值.

式(29)中,  $PSI^u$  为子集的正面社会影响且  $PSI^u = \sum_{s=1}^{|\text{sg}^u|} PSI_s^u / |\text{sg}^u|$ , 式(30)中  $NSI^u$  为子集的负面社会

影响且  $NSI^u = \sum_{s=1}^{|\text{sg}^u|} NSI_s^u / |\text{sg}^u|$ . 如果一个子集的正面或负面社会形象太低, 则其社会形象对共识过程没有促进或抑制作用. 因此, 本文设定社会形象的阈值来判定其是否对共识有影响: 当  $PSI^u > NSI^u$  且  $PSI^u > \xi_1$  时, 子集的正面社会形象可以促进其偏好修改; 当  $NSI^u > PSI^u$  且  $NSI^u > \xi_2$  时, 子集的负面社会形象对其观点改变具有抑制作用.

**注 2** 传统的群决策通常认为正面社会形象高的专家具有更高的可信度和权威性, 因此, 在共识调

节中往往会降低其偏好修改程度. 但是在实际的大群体决策中, 子集的正面社会形象来源于群体的信任与认可, 而这种群体信任与认可反过来能激励子集更愿意参与共识过程. 因此, 本文从信任激励视角分析子集的正面社会形象对大群体共识达成的促进作用. 一方面, 正面社会形象作为一种群体认可和外在激励, 促使子集更愿意修改其偏好来实现大群体共识; 另一方面, 在最小成本共识模型中, 正面社会形象促进子集修改偏好越多, 子集从协调者那里得到的共识补偿成本就越多. 所以基于信任激励和共识补偿成本的驱动, 本文认为在共识调整过程中正面社会形象大的子集更愿意修改其偏好.

根据  $PSI^u$  和  $NSI^u$  的值, 将子集划分为以下几种类型:

1)  $PSI^u > NSI^u$  且  $PSI^u > \xi_1$ , 表明子集具有更高的正面社会形象值来激励其做出偏好改变. 故采用式(29)修改偏好调节系数, 并根据式(28)对子集的偏好进行调节, 将该类型子集表示为  $\overline{sg} = \{sg^u | PSI^u > NSI^u \wedge PSI^u > \xi_1\}$ .

2)  $NSI^u > PSI^u$  且  $NSI^u > \xi_2$ , 表明子集具有更高的负面社会形象值来抑制其更改偏好. 故采用式(30)修改偏好调节系数, 并根据式(28)对子集的偏好进行调节, 将该类型子集表示为  $\overline{\overline{sg}} = \{\overline{\overline{sg}}^u | NSI^u > PSI^u \wedge NSI^u > \xi_2\}$ .

3)  $PSI^u > NSI^u$  且  $PSI^u \leq \xi_1$ , 或者  $NSI^u > PSI^u$  且  $NSI^u \leq \xi_2$ . 子集的正面或负面社会形象值太低, 无法对子集的偏好修改起促进或抑制作用. 故采用模型(27)求解得到的偏好调节系数, 并依据式(26)对子集偏好进行调节, 将该类型子集表示为  $\overline{\overline{\overline{sg}}} = \{\overline{\overline{\overline{sg}}}^u | PSI^u > NSI^u \wedge PSI^u \leq \xi_1 \text{ 或 } NSI^u > PSI^u \wedge NSI^u \leq \xi_2\}$ .

为了更清晰地展现子集共识达成过程, 本文设计以下算法对子集偏好进行调节, 得到新的子集偏好矩阵, 从而实现社会网络大群体共识.

**算法1** 子集共识调整算法.

输入: 子集的初始偏好  $h_{ij}^{l,u}$ , 子集的单位调节成本  $co^u$ , 子集权重  $\varpi^u$ , 子集的正面社会形象值  $PSI^u$ , 子集的负面社会形象值  $NSI^u$ , 社会形象阈值  $\xi_1, \xi_2$ , 共识阈值  $\rho$ ;

输出: 每个子集达到共识后的偏好, 总共识成本.

step 1: 利用模型(27)获得偏好调节系数的最优解  $(\lambda^{1,*}, \dots, \lambda^{\phi,*})$ .

step 2: 根据  $PSI^u$  和  $NSI^u$  的值, 将子集划分为3种类型, 分别标记为  $\overline{sg}$ ,  $\overline{\overline{sg}}$  和  $\overline{\overline{\overline{sg}}}$ .

step 3: 建立一个基于社会形象调节作用的改进最小成本共识模型, 以求解子集的共识偏好和共识总成本, 即

$$\min \sum_{u=1}^{\phi} co^u \times \sum_{i=1}^n \sum_{j=i, j \neq i}^n \left( \sum_{l=1}^{\#h_{ij}} |h_{ij}^{l,u} - \bar{h}_{ij}^{l,u}| \right).$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \bar{h}_{ij}^{l,c} = \sum_{\bar{u}=1}^{\bar{\phi}} \varpi^{\bar{u}} h_{ij}^{l,\bar{u}}; \\ \bar{h}_{ij}^{l,u} = \\ (1 + (PSI^u - \xi_1)) \times \lambda^{u,*} \times \bar{h}_{ij}^{l,c} + (1 - \\ (1 + (PSI^u - \xi_1)) \times \lambda^{u,*}) \times h_{ij}^{l,u}, \overline{sg}^u \in \overline{sg}; \\ \bar{h}_{ij}^{l,u} = \\ (1 - (NSI^u - \xi_2)) \times \lambda^{u,*} \times \bar{h}_{ij}^{l,c} + (1 - \\ (1 - (NSI^u - \xi_2)) \times \lambda^{u,*}) \times h_{ij}^{l,u}, \overline{\overline{sg}}^u \in \overline{\overline{sg}}; \\ \bar{h}_{ij}^{l,u} = \lambda^{u,*} \times \bar{h}_{ij}^{l,c} + (1 - \lambda^{u,*}) \times h_{ij}^{l,u}, \overline{\overline{\overline{sg}}}^u \in \overline{\overline{\overline{sg}}}; \\ CLS^u \geq \rho, u = 1, \dots, \phi. \end{cases} \quad (31)$$

step 4: 输出每个子集达到共识后的偏好和总共识成本.

step 5: 结束.

**4.3 方案选择**

共识达成后, 将最终的大群体决策矩阵记为  $H^c = (h_{ij}^c)_{n \times n}$ , 最后每个方案的总得分计算如下:

$$s(x_i) = \frac{1}{\#h_{ij}} \sum_{j=1}^n \sum_{l=1}^{\#h_{ij}} h_{ij}^{l,c}. \quad (32)$$

**5 算例分析与对比讨论**

**5.1 算例分析**

随着互联网融资的不断发展, 众筹融资方式在帮助初创企业获得项目启动资金方面发挥着巨大作用. 据世界银行报告预测, 2025年全球的众筹融资总金额将突破960亿美元. 众筹融资过程可以概括为: 初创企业首先选择一个平台发布其众筹项目, 然后投资者决定是否投资. 如果众筹项目在平台上筹集资金的总额超过一开始设定的数量, 则众筹项目成功; 否则众筹项目失败. 因此, 众筹平台的选择对于初创企业融资是否成功至关重要.

某初创企业为了融资, 准备选择一个合适的平台发布其众筹项目. 经初步筛选, 初创企业考虑从众筹网( $x_1$ )、淘宝众筹( $x_2$ )、京东众筹( $x_3$ )和苏宁众筹( $x_4$ )这4个平台中进行选择. 决策专家由初创企业的5位股东、5位市场部人员和10位项目管理者组成.

利用式(8)、(9)和(12)分别计算每个专家的正

面社会形象值、负面社会形象值和观点指标值,预设阈值  $\delta = 0.80$ . 从而得到具有负面社会形象的专家集合为  $\{d_3, d_{12}\}$ , 具有负面评估偏好的专家集合为  $\{d_9, d_{11}, d_{16}, d_{20}\}$ , 具有双重负面行为的专家集合为  $\{d_7, d_{18}\}$ .

针对具有负面社会形象的专家,根据式(13)和(14)修改他们的犹豫模糊偏好关系;对于具有负面评估偏好的专家,他们的犹豫模糊偏好关系根据式(15)和(16)进行调节;而对于具有双重负面行为的专家,直接拒绝他们参与社会网络大群体决策,以确保决策结果的最终可靠性.

基于  $K$  均值聚类方法,对具有社会关系的大群体决策专家进行聚类,取  $K = 5$ . 因为子集  $sg^2$  中只有一个决策专家,所以子集  $sg^2$  为非合作子集,在大群体决策中剔除该子集.

利用式(24)求出各个子集的共识水平,设共识阈值  $\rho = 0.95$ ,对不满足共识阈值的子集进行偏好调节. 子集的单位调节成本  $\{co^1, co^3, co^4, co^5\} = \{115, 110, 130, 82.5\}$ ,根据模型(27)求出每个子集的偏好调节系数,然后再计算出每个子集的正面社会形象值  $PSI^u$  和负面社会形象值  $NSI^u$ ,结果如表2所示. 设社会形象的阈值  $\xi_1 = 0.35, \xi_2 = 0.3$ . 由表2可知,子集  $sg^1$  属于类型  $\overline{sg}$ ,故采用式(30)修改偏好调节系数,并根据式(28)对子集的偏好进行调节. 子集  $sg^3$  属于类型  $sg$ ,故采用式(29)修改偏好调节系数,并根据式(28)对子集的偏好进行调节. 而子集  $sg^4$  和  $sg^5$  属于类型  $\overline{\overline{sg}}$ ,采用式(26)对子集偏好进行调节. 根据模型(31),求得每个子集达到共识后的偏好以及共识水平,最终结果如表2所示.

表2 共识结果

子集	偏好调节系数	PSI	NSI	$\bar{\lambda}^u$	CLS <sup>u</sup>
$sg^1$	0.448	0.24	0.31	0.444	0.96
$sg^3$	0.492	0.38	0.27	0.507	0.95
$sg^4$	0.448	0.31	0.24		0.97
$sg^5$	0.493	0.34	0.25		0.98

由表2可知,每个子集的共识水平大于设定的共识阈值,故停止迭代,转下一步.

通过式(32)求得每个方案的得分为  $s(x_1) = 1.82, s(x_2) = 1.96, s(x_3) = 2.12, s(x_4) = 2.11$ . 因此,得到方案的最终排序为  $x_3 \succ x_4 \succ x_2 \succ x_1$ ,即  $x_3$  为最优决策方案.

## 5.2 对比分析

将本文方法分别与未考虑负面行为管理的决策方法、文献[20]的灰色聚类算法以及未考虑社会形象

对共识调节作用的决策方法进行比较,得到如表3所示的结果.

表3 不同方法对比结果

方法	共识成本	方案排序
本文方法	364.02	$x_3 \succ x_4 \succ x_2 \succ x_1$
未考虑负面行为管理	444.08	$x_4 \succ x_3 \succ x_2 \succ x_1$
文献[20]方法	307.05	$x_3 \succ x_4 \succ x_1 \succ x_2$
未考虑社会形象对共识影响	373.03	$x_4 \succ x_3 \succ x_2 \succ x_1$

1) 在与未考虑负面行为管理的决策方法进行比较时. 由于决策群体中存在具有负面行为的专家,导致大群体共识过程受到影响. 在基于最小成本的共识调节过程中,当未考虑管理专家的负面行为时,所需要的总共识调节成本明显高于本文方法. 而本文基于社会网络分析,通过负面社会形象以及负面评估观点两个方面对专家的负面行为进行约束,可以有效节约共识调整成本. 从两种方法的方案排序结果来看,本文方法可以避免负面行为对方案排序的干扰,具有一定的有效性和优越性.

2) 虽然本文方法的共识成本比文献[20]的方法更高,但是文献[20]在大群体专家聚类时没有考虑专家的社会形象相似度,而是直接基于专家的观点相似度进行聚类. 但在大群体决策中专家之间的社会关系不能忽略,因此,本文综合考虑专家的正面社会形象相似度、负面社会形象相似度以及观点相似度进行聚类,更加合理.

3) 将本文方法与未考虑社会形象对共识调节作用的决策方法进行比较,两种方法的决策结果的较优方案  $x_3, x_4$  不一致,但是较差方案  $x_1, x_2$  是一致的. 在未考虑社会形象对共识调节作用的决策方法中,子集的偏好调节依赖于式(26),社会形象对共识过程的促进或抑制作用均未考虑. 本文基于社会网络分析衡量具有不同社会形象的专家在共识决策中的影响作用,量化社会形象对观点调节的促进或抑制作用,因此,本文方法得到的结果更加优越.

## 6 结论

本文提出了基于社会网络分析管理专家的负面行为以及基于改进的最小成本共识模型的大群体决策方法. 首先,分析专家的负面行为,提出了从负面社会形象、负面评估偏好和双重负面行为等角度修正专家偏好;其次,综合考虑专家的社会形象相似度和观点相似度,基于  $K$  均值聚类方法对具有社会关系的大群体专家进行聚类;最后,考虑子集的正面或负面社会形象对共识达成的影响作用,基于改进的最小成本共识模型对子集偏好进行调节.

未来的研究可从以下几个方面考虑: 1) 基于平台大数据对具体大群体决策问题进行探讨; 2) 分析动态社会网络环境下的大群体决策负面行为管理; 3) 从混合行为角度提出具体的专家行为管理机制。

#### 参考文献(References)

- [1] Lu Y L, Xu Y J, Huang J, et al. Social network clustering and consensus-based distrust behaviors management for large-scale group decision-making with incomplete hesitant fuzzy preference relations[J]. *Applied Soft Computing*, 2022, 117: 108373.
- [2] 徐选华, 张前辉. 社会网络环境下基于共识的风险性大群体应急决策非合作行为管理研究[J]. *控制与决策*, 2020, 35(10): 2497-2506.  
(Xu X H, Zhang Q H. Management of non-cooperative behavior in consensus-based large group emergency decision-making in social network environment[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(10): 2497-2506.)
- [3] 王佩, 张婧, 张威威. 基于云模型和多层权重求解的多粒度语言大群体决策方法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(9): 2257-2266.  
(Wang P, Zhang J, Zhang W W. Multi-granularity linguistic large group decision-making based on cloud model and multi-layer weight determination[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(9): 2257-2266.)
- [4] 徐选华, 余紫昕. 社会网络环境下基于公众行为大数据属性挖掘的大群体应急决策方法及应用[J]. *控制与决策*, 2022, 37(1): 175-184.  
(Xu X H, Yu Z X. A large group emergency decision making method and application based on attribute mining of public behaviour big data in social network environment[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(1): 175-184.)
- [5] Du Z J, Luo H Y, Lin X D, et al. A trust-similarity analysis-based clustering method for large-scale group decision-making under a social network[J]. *Information Fusion*, 2020, 63: 13-29.
- [6] Dong Q X, Cooper O. A peer-to-peer dynamic adaptive consensus reaching model for the group AHP decision making[J]. *European Journal of Operational Research*, 2016, 250(2): 521-530.
- [7] Zhang H J, Wang F, Dong Y C, et al. Social trust driven consensus reaching model with a minimum adjustment feedback mechanism considering assessments-modifications willingness[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2022, 30(6): 2019-2031.
- [8] Xu Y J, Li M Q, Cabrerizo F J, et al. Algorithms to detect and rectify multiplicative and ordinal inconsistencies of fuzzy preference relations[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(6): 3498-3511.
- [9] Zhang G Q, Dong Y C, Xu Y F, et al. Minimum-cost consensus models under aggregation operators[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics — Part A: Systems and Humans*, 2011, 41(6): 1253-1261.
- [10] Ben-Arieh D, Easton T. Multi-criteria group consensus under linear cost opinion elasticity[J]. *Decision Support Systems*, 2007, 43(3): 713-721.
- [11] Dong Y C, Xu J P. Consensus building in group decision making — Searching the consensus path with minimum adjustments[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2016: 1-373.
- [12] Zhang H J, Zhao S H, Kou G, et al. An overview on feedback mechanisms with minimum adjustment or cost in consensus reaching in group decision making: Research paradigms and challenges[J]. *Information Fusion*, 2020, 60: 65-79.
- [13] 张恒杰, 王芳, 董庆兴, 等. 群体共识决策的研究进展与展望[J]. *电子科技大学学报: 社科版*, 2021, 23(2): 26-37.  
(Zhang H J, Wang F, Dong Q X, et al. Consensus in group decision making: Research progress and prospect[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China: Social Sciences Edition*, 2021, 23(2): 26-37.)
- [14] Xu Y J, Cabrerizo F J, Herrera-Viedma E. A consensus model for hesitant fuzzy preference relations and its application in water allocation management[J]. *Applied Soft Computing*, 2017, 58: 265-284.
- [15] Wu N N, Xu Y J, Liu X, et al. Water-energy-food nexus evaluation with a social network group decision making approach based on hesitant fuzzy preference relations[J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 93: 106363.
- [16] Wu J, Chiclana F, Herrera-Viedma E. Trust based consensus model for social network in an incomplete linguistic information context[J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 35: 827-839.
- [17] Baraldi A, Blonda P. A survey of fuzzy clustering algorithms for pattern recognition[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics — Part B: Cybernetics*, 1999, 29(6): 778-785.
- [18] Lu Y L, Xu Y J, Herrera-Viedma E, et al. Consensus of large-scale group decision making in social network: The minimum cost model based on robust optimization[J]. *Information Sciences*, 2021, 547: 910-930.
- [19] Wu Z B, Xu J P. A consensus model for large-scale group decision making with hesitant fuzzy information and changeable clusters[J]. *Information Fusion*, 2018, 41: 217-231.
- [20] Liu X, Xu Y J, Herrera F. Consensus model for large-scale group decision making based on fuzzy preference relation with self-confidence: Detecting and managing overconfidence behaviors[J]. *Information Fusion*, 2019, 52: 245-256.

#### 作者简介

卢艳玲(1993—), 女, 博士生, 从事社会网络大群体决策的研究, E-mail: yanlingerlu@163.com;

许叶军(1979—), 男, 教授, 博士生导师, 从事决策理论与方法、评价理论与方法、水资源管理等研究, E-mail: xuyejohn@163.com;

李梦琪(1994—), 女, 博士生, 从事共识决策分析的研究, E-mail: sdbzlm7@163.com.